

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312114

基于 IESPSO 的舵机倾转矢量动力系统 建模与参数辨识*

沈跃, 王佳俊, 储金城, 刘铭晖, 刘慧
(江苏大学电气信息工程学院 镇江 212013)

摘要:针对在旋翼动态时产生的外力矩影响下,倾转矢量动力系统舵机系统模型辨识精度低、实际响应难以估计的问题,本文将舵机外力矩作为扰动噪声纳入辨识环节,构建系统模型,并提出了一种基于改进生态系统粒子群优化(IESPSO)的倾转旋翼舵机系统参数辨识方法。为确保试验稳定安全进行,本文设计了倾转矢量动力系统辨识平台,进行参数辨识试验。试验结果表明,在旋翼动态时产生的外力矩噪声影响下,IESPSO相对于粒子群优化法、生态系统粒子群优化法与递推最小二乘法,均方根误差降低了1.46%,1.79%与56.37%,辨识精度有明显提升,并具备更快的寻优收敛速度。在修改搜索空间后,IESPSO仍具有较高的寻优精度,避免了在宽搜索空间下无法快速搜索至较优可行解的问题。

关键词:系统辨识;生态系统粒子群;舵机系统模型;倾转矢量动力系统

中图分类号: TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Modeling and parameter identification of a steering gear tilting vector power system based on IESPSO

Shen Yue, Wang Jiajun, Chu Jincheng, Liu Minghui, Liu Hui

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: To solve the problem of low accuracy and difficulty in estimating the actual response of the servo system model in the tilt vector dynamic system under the influence of the external torque generated during rotor dynamics, this article incorporates the external moment of the servo as the disturbance noise into the identification link, constructs the system model, and proposes a parameter identification method for the tiltrotor servo system based on improving ecosystem particle swarm optimization (IESPSO). To ensure the stability and safety of the test, a tilt vector dynamical system identification platform was designed to carry out the parameter identification test. The experimental results show that the IESPSO method has obvious advantages of convergence speed and estimation accuracy compared with the PSO algorithm, the ESPSO algorithm, and the recursive least squares method under the influence of the external moment noise generated during rotor dynamics.

Keywords: system identification; ecosystem particle swarm; steering gear model; tilting vector power system

0 引言

随着倾转旋翼技术的成熟与发展,倾转多旋翼无人机在工业巡检、农业植保及军事等方面得到了越来越广泛的应用^[1]。而倾转矢量动力系统作为关键子系统,是影响其稳定飞行的关键因素。该系统通常由一套矢量方向控制部件与一套单旋翼动力子系统组成。

在无人机正常飞行过程中,旋翼动力子系统产生高频变化的升力响应^[2],舵机控制升力矢量方向变换,多组倾转矢量动力系统协同工作,以保持机身姿态及位置稳定。但高频变化的升力响应所导致的外力矩作用于矢量方向控制部件后,易引发矢量方向控制部件系统模型参数变化,降低矢量方向控制系统模型的辨识精度。矢量方向控制系统模型的参数辨识精度降低将导致矢量方向控制器的设计难度极大提升。因此,将外

收稿日期:2023-11-05 Received Date: 2023-11-05

* 基金项目:中国高校产学研创新基金-无人集群协同智能项目(2021ZYB02002)资助

力矩扰动纳入模型参数辨识环节,建立整体系统模型,可以有效估计系统实际倾转响应、补偿外力矩扰动影响及降低矢量方向控制器设计难度^[3]。

针对参数辨识问题,经典辨识方法^[4-6]具有结构简单、计算量小等优点,在参数辨识领域得到广泛的应用。邓聪颖等^[7]基于递推最小二乘算法对永磁同步电机数学模型进行辨识,引入遗忘因子减缓了算法失效的速度,但未彻底解决问题,且辨识精度有限。近年来,得益于人工智能领域快速发展,采用智能算法进行系统辨识的方法为未知系统的建模问题开辟了新途径^[8]。金焱骅等^[9]基于生态系统粒子群优化(ecosystem particle swarm optimization, ESPSO)算法对翼伞气动参数进行参数辨识,但实验过程及结果仅局限于仿真;尚东阳等^[10]采用径向基函数神经网络对柔性机械臂模型进行辨识测试,但模型未考虑负载外力矩干扰,结果难以应用于存在外力矩干扰的场景;张玉欣等^[11]采用基于粒子群-广义回归神经网络算法对肺内静态压力模型的模型参数进行辨识,收敛速度快,但试验样本较少,样本精度无法确定,辨识精度仍存在提升空间。针对以上智能算法存在的问题,赵志刚等^[12]提出利用粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法优化人工鱼群(artificial fish swarm algorithm, AFSA)算法获取的系统估计模型,进一步确定最优解的方法,具备超越单一智能算法的寻优效率且辨识精度较高。

以上学者通过参数辨识方法进行系统辨识均取得了较好的辨识效果,但仍存在未建立干扰噪声模型及搜索空间过大导致可行解难以获取等问题。针对上述问题,本文首先将舵机外力矩作为扰动噪声引入辨识环节,建立倾转矢量动力系统辨识模型,以提升噪声影响下的辨识精度;然后提出了基于改进生态系统粒子群优化(improving ecosystem particle swarm optimization, IESPSO)的参数辨识算法,通过连续Hopfield神经网络(continuous hopfield neural network, CHNN)算法获得系统初步估计模型,并将其作为寻优初始位置,利用IESPSO进行寻优,实现估计模型修正;最后通过实验验证IESPSO辨识算法的有效性。

1 基于舵机的矢量动力系统建模

本文采用“直流电机-一级减速齿轮-二级减速齿轮-输出轴”结构的电动舵机与“电子调速器-直流无刷电机-旋翼”结构的动力组件组成倾转矢量动力系统,倾转矢量动力系统结构解析如图1所示。图中, k_m 、 k_1 、 k_2 分别为直流电机与一级齿轮副之间、齿轮副之间、二级齿轮副与舵机输出轴之间的连接刚度。

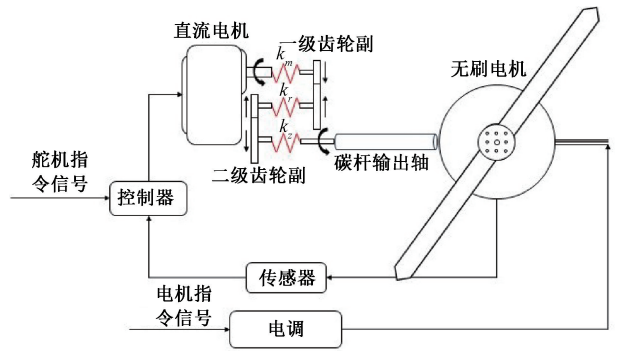


图1 倾转矢量动力系统结构解析

Fig.1 Diagram of tilting vector power system structure

本文系统实物示意图如图2所示。舵机输出轴末端安装电机平台,输出轴与舵臂、延伸杆、电机平台均采用硬连接方式固定,故将整体结构视为刚体建模。

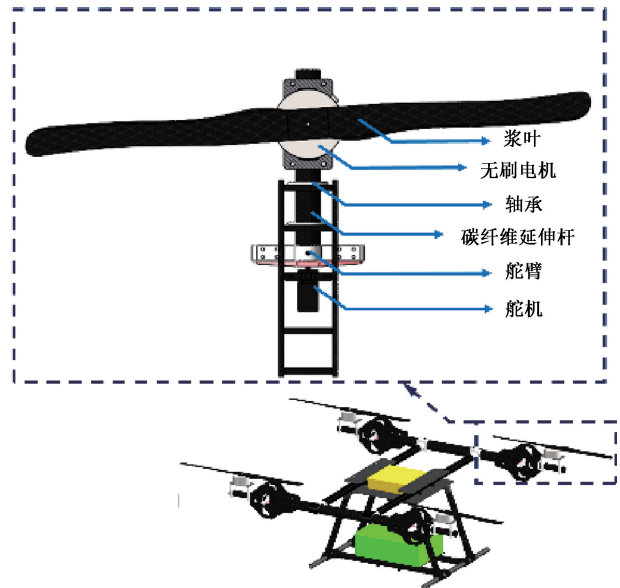


图2 倾转矢量动力系统实物结构示意图

Fig.2 Diagram of the physical structure of the tilting vector power system

1.1 舵机系统建模

本文采用模块化建模^[13]方法,依据功能将元件进行模块划分,针对直流电机、齿轮副减速器、输出轴及控制器进行动力学分析。子模块建模完成后,根据模块间输入输出关系,进行整体模型装配。考虑到装配误差问题,该误差主要由零件制造精度、装配工艺及材料变形等原因组成,而本文所采用的零件制造误差均在合理范围内,为保证舵机控制精度,齿轮装配顺序、配合间隙等均经过严密设计,且材料均未发生变形,因此可最小化模块间的装配误差,不会对系统辨识精度造成显著影响。

1) 直流电机建模

忽略直流变交流的三相电磁场驱动影响,建立电机转角与输入电压、负载力矩模型,如图3所示。

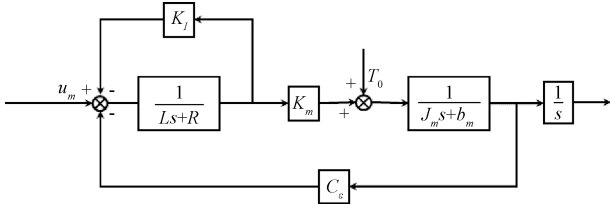


图3 直流电机子模块系统框图

Fig. 3 Block diagram of DC motor submodule system

直流电机绕组电压平衡方程为:

$$iR + L \frac{di}{dt} = u_m - C_e \dot{\theta}_0 - K_f i \quad (1)$$

式中: L, R, i 为线圈电感、电阻及电流, K_f 为电流反馈系数, C_e 为反电动势系数, θ_0 为转角, u_m 为输入电压。

电机转子动力学方程为:

$$J_m \ddot{\theta}_0 = K_m i - b_m \dot{\theta}_0 + T_0 \quad (2)$$

式中: J_m 为电机转子转动惯量, b_m 为电机黏性阻尼系数, T_0 为输入力矩, K_m 为力矩系数。

则电机转角与输入电压、负载力矩模型为:

$$\theta_0 = \frac{1}{(J_m s + b_m)(Ls + R + K_f)s + C_e K_m s} \times [K_m \quad Ls + R + K_f] \begin{bmatrix} u_m \\ T_0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

2) 齿轮副建模

本文多级齿轮副的材质及各项参数近似相等,故减

$$\begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{k_g r_1 r_2}{(J_1 s^2 + b_1 s)(J_2 s^2 + b_2 s + k_g r_2^2) + k_g r_1^2 (J_2 s^2 + b_2 s)} \\ \frac{J_1 s^2 + b_1 s + k_g r_1^2}{(J_2 s^2 + b_2 s)(J_1 s^2 + b_1 s + k_g r_1^2) + k_g r_2^2 (J_1 s^2 + b_1 s)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \end{bmatrix}$$

多级齿轮副减速器系统框图如图5所示。

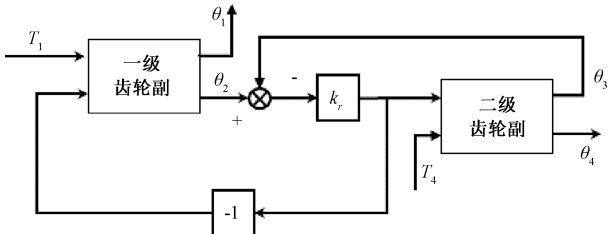


图5 多级齿轮副系统框图

Fig. 5 Block diagram of a multi-stage gear pair system

速齿轮副子模块模型可多次重复利用。

结合模块化建模方法,可将一级齿轮副子模块用系统框图的形式表示,如图4所示。

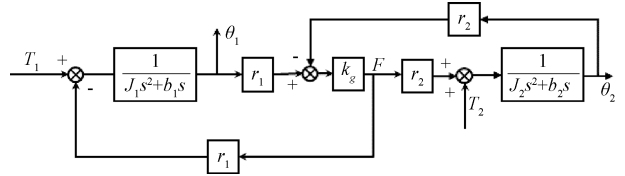


图4 一级齿轮副子模块系统框图

Fig. 4 Block diagram of the first-stage gear pair system

针对一级齿轮副列写动力学方程:

$$J_1 \ddot{\theta}_1 + b_1 \dot{\theta}_1 = T_1 - Fr_1 \quad (4)$$

$$J_2 \ddot{\theta}_2 + b_2 \dot{\theta}_2 = T_2 - Fr_2 \quad (5)$$

式中: J_1 和 J_2 分别为小、大齿轮的转动惯量, b_1 和 b_2 为黏性阻尼系数, T_1 和 T_2 分别为作用于小、大齿轮的外力矩, r_1 和 r_2 为齿轮半径, θ_1 和 θ_2 为齿轮转角, F 为齿轮间作用力, $F = k_g(\theta_1 r_1 - \theta_2 r_2)$, k_g 为齿轮间的连接刚度。测量得大小齿轮质量及半径,如表1所示。

表1 大小齿轮质量及半径

Table 1 Mass and radius of large and small gears

部件	质量 m/g	半径 r/mm
大齿轮	8.9	16.2
小齿轮	2.3	14.3

故一级齿轮副子模块系统传递函数为:

$$\begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{J_2 s^2 + b_2 s + k_g r_2^2}{(J_1 s^2 + b_1 s)(J_2 s^2 + b_2 s + k_g r_2^2) + k_g r_1^2 (J_2 s^2 + b_2 s)} \\ \frac{k_g r_1 r_2}{(J_2 s^2 + b_2 s)(J_1 s^2 + b_1 s + k_g r_1^2) + k_g r_2^2 (J_1 s^2 + b_1 s)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

二级齿轮副中大小齿轮所受外力矩分别为 T_3 和 T_4 , 转角分别为 θ_3 和 θ_4 , 则有如下关系式:

$$T_3 = -T_2 = k_r(\theta_2 - \theta_3) \quad (7)$$

多级齿轮副子模块传递函数归一化处理,各元素分母项中转动惯量乘积项数量级相对于整体运算较小,因此可以忽略转动惯量乘积项并将黏性阻尼折合至阻尼力矩^[14],实现模型降维。降维后的多级齿轮副子模块系统传递函数为:

$$\begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{(k_g r_1 r_2 - k_r)}{(k_g r_2^2 J_1 + k_g r_1^2 J_2) s^2} + \frac{k_r k_g r_1^2 r_2^2}{((k_g r_2^2 J_1 + k_g r_1^2 J_2) s^2 + 2k_r k_g r_1 r_2)(k_g r_2^2 J_1 + k_g r_1^2 J_2) s^2} \\ \frac{(2k_g r_1^2 J_1) s^2 + k_g^2 k_r r_1^4}{((k_g r_2^2 J_1 + k_g r_1^2 J_2) s^2 + 2k_r k_g r_1 r_2)(k_g r_2^2 J_1 + k_g r_1^2 J_2) s^2} \\ \frac{(2k_g r_2^2 J_2) s^2 + k_g^2 k_r r_2^4}{((k_g r_2^2 J_1 + k_g r_1^2 J_2) s^2 + 2k_r k_g r_1 r_2)(k_g r_2^2 J_1 + k_g r_1^2 J_2) s^2} \\ \frac{(k_g r_1 r_2 - k_r)}{(k_g r_2^2 J_1 + k_g r_1^2 J_2) s^2} + \frac{k_r k_g r_1^2 r_2^2}{((k_g r_2^2 J_1 + k_g r_1^2 J_2) s^2 + 2k_r k_g r_1 r_2)(k_g r_2^2 J_1 + k_g r_1^2 J_2) s^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_1 \\ T_4 \end{bmatrix} \quad (8)$$

3) 输出轴建模

舵机输出轴所受齿轮副外力矩为 T_d 、输出轴与外部碳纤维杆之间的摩擦力矩为 T_f 及舵机受到的扰动力矩为 T_{fm} ，输出轴转角为 δ ，则关系式为：

$$T_d = -T_4 = k_z(\theta_4 - \delta) \quad (9)$$

将输出轴、舵臂、碳纤维延伸杆、电机平台视作刚体，设整体输出轴转动惯量为 J_{shaft} 。除黏性摩擦外，可以用 LuGre 摩擦模型^[15]表示摩擦行为，考虑到输出存在时延，可采用近似 LuGre 摩擦模型^[16]：

$$T_f = \sigma_0 \delta + (\sigma_1 + \sigma_2) \dot{\delta} \quad (10)$$

式中： σ_0 、 σ_1 为动态摩擦参数， σ_2 为静态摩擦参数。

整体输出轴列写动力学方程为：

$$J_{shaft} \ddot{\delta} = T_d + T_{fm} - T_f \quad (11)$$

4) 控制器建模

舵机指令信号为舵机期望角度信息。输入 PWM (pulse width modulation) 信号决定了舵机转动角度，理想状态下，舵机转角与 PWM 呈线性关系，但实际控制过程中，由于舵机带载，齿面粗糙度及齿轮间隙等因素影响，舵机转角与 PWM 信号为非线性关系。

本文舵机采用角度控制系统为 PD 控制器，有 $G_D(s) = (K'_p + K'_d s)$ ，则有如下关系式：

$$u_m = G_D(s) (\delta - \delta_{cmd}) \quad (12)$$

1.2 动力系统建模

忽略地球曲率，设置世界坐标系 $O_e X_e Y_e Z_e$ 。机体坐标系原点 O_b 设置在舵机输出轴。旋翼坐标系 $O_R X_R Y_R Z_R$ 坐标系原点 O_R 位于电机转轴与输出轴的交点处， Y_R 轴与 Y_b 轴及 Y_e 轴平行， Z_R 指向电机升力方向。坐标系建立如图 6 所示。

将碳管输出轴与电机连接视作刚体传动， δ 可视为电机升力矢量方向角，为便于试验及分析， δ 零点为 Z_R 轴及 Z_b 轴平行时的升力矢量方向角。

假设忽略旋翼与电机之间的摩擦以及旋转产生的空气摩擦。在电机控制过程中，输入电调的 PWM 信号决定了电机的驱动电压，即电机转速。为方便计算，可设实际转速 ω 与 PWM 输入 W 关系式为：

$$\omega = KW \quad (13)$$

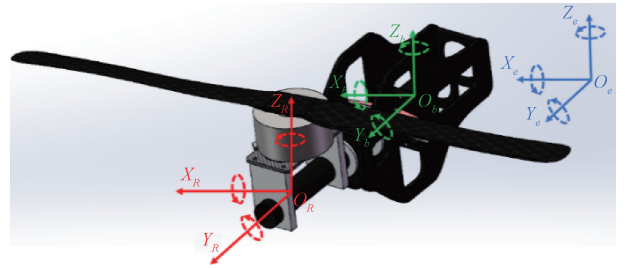


图 6 倾转矢量动力系统坐标系示意图
Fig. 6 Diagram of the tilt vector power system coordinate system

假设旋翼旋转产生的升力垂直于旋翼，则该升力的大小与旋翼的转速的平方呈线性关系，即：

$$F_T = C_T \omega^2 \quad (14)$$

式中： F_T 为升力， C_T 为旋翼升力系数。

倾转矢量动力系统动态时输出轴分别受旋翼陀螺力矩、升力产生的推力矩、旋翼旋转产生的反扭力矩、折合黏性阻尼力矩、升力作用导致摩擦产生的阻尼力矩以及轴承给予输出轴的反扭力矩影响。可得倾转矢量动力系统输出轴外力矩模型：

$$T_{fm} = \begin{bmatrix} F_T L_y \cos \delta + C_M \omega^2 \sin \delta - J_{RP} \omega \bar{\omega}_y \cos \delta - \bar{M}_x \\ -F_T \mu_g \operatorname{sgn}(\dot{\delta}) r - F_T \mu_f L_z \operatorname{sgn}(\dot{\delta}) - b_m \dot{\delta} + m_{motor} g L_T \sin \delta \\ -F_T L_y \sin \delta - C_M \omega^2 \cos \delta + J_{RP} \omega \bar{\omega}_y \sin \delta - \bar{M}_z \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中： L_y 为输出轴长度， $\bar{\omega}_y$ 为旋翼转轴绕输出轴转动的角速度， J_{RP} 为旋翼及电机系统的转动惯量， \bar{M}_x 、 \bar{M}_z 为轴承给予输出轴的 x 轴向及 z 轴向反扭力矩， m_{motor} 为电机质量， g 为重力加速度， L_T 为电机重心与碳纤维延长杆中心轴的垂直距离， μ_g 、 μ_f 表示滚动、滑动摩擦特性的无量纲常数， L_z 为碳纤维杆的半径， b_m 为减速机构黏性阻尼系数折合至外力矩后的折合黏性阻尼系数， r 为滚珠半径， C_M 为旋翼扭矩系数。

1.3 总成系统建模

外力矩针对舵机输出轴产生三轴方向的影响，其中

Y_R 轴周力矩 T_{finy} 作为 T_{fin} 直接作用于舵机,即:

$$T_{\text{finy}} = -F_n \mu_g \text{sgn}(\delta) r - F_n \mu_f L_z \text{sgn}(\delta) - b_m \delta + m_{\text{motor}} g L_f \sin \delta \quad (16)$$

根据子模块系统模型,结合 Z 变换及舵机参数对动刚度的影响^[13],将非线性环节 $\sin \delta$ 一次泰勒展开后,可构建辨识系统输入输出关系:

$$\sum_{i=0}^{16} a_i z^i \delta = \sum_{i=1}^{16} b_i \text{sgn}(\delta) z^i W^2 + \sum_{i=1}^{16} c_i z^i \delta_{\text{cmd}} + \varepsilon' \quad (17)$$

结合上文建模,本文将电机 PWM 信号作为扰动噪声以增广形式加入辨识模型,模型中 a_i, b_i, c_i 为待辨识参数, ε' 为未建模的其余扰动噪声。

系统的差分方程模型为:

$$\delta(k) = \sum_{i=1}^{16} a'_i \delta(k-i) + \sum_{i=1}^{16} b'_i \text{sgn}(\delta) W^2(k-i) + \sum_{i=1}^{16} c'_i \delta_{\text{cmd}}(k-i) + \varepsilon' \quad (18)$$

其中, $W(k), \delta_{\text{cmd}}(k)$ 和 $\delta(k)$ 分别为 k 时刻的电机 PWM 值、舵机期望转角和输出轴转角, a'_i, b'_i, c'_i 为待辨识参数。

2 参数辨识方法

PSO 可根据式 (19)、(20) 更新粒子速度和位置信息^[11]:

$$v_{id}^{k+1} = \omega_i^k v_{id}^k + q_1 \zeta_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + q_2 \zeta_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) + q_3 \zeta_3 (p_{ilocald}^k - x_{id}^k) \quad (19)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (20)$$

式中: ω_i^k 表示个体 i 在 k 次迭代时的惯性因子^[17]; $d = 1, 2, \dots, D; \zeta_1, \zeta_2$ 为服从均匀分布的随机数; $p_i^k = (p_{i1}^k, p_{i2}^k, \dots, p_{id}^k)^T$ 为个体 i 在 k 次迭代前搜索到的最优解。 $p_g^k = (p_{g1}^k, p_{g2}^k, \dots, p_{gd}^k)^T$ 为全局最优解, $p_{ilocal}^k = (p_{ilocal1}^k, p_{ilocal2}^k, \dots, p_{ilocald}^k)^T$ 为局部最优解。

然而 PSO 在寻优过程中存在易早熟收敛的问题,因此本文在原有的 PSO 算法基础上,结合生态系统规律及 CHNN 进行算法改进,提出了一种基于改进生态系统粒子群优化算法的参数辨识方法。

该方法利用 CHNN 初步辨识策略直接且简单地获取系统初步估计模型参数,以该估计模型作为系统寻优的最初位置;通过引入生态系统策略与繁殖变异策略,提升粒子随机性;通过引入全信息策略及惯性因子线性递减策略,在保证辨识方法具有较好的全局搜索能力与局部搜索能力的同时,充分利用搜索空间内的重要信息,提升辨识方法辨识效率;用改进的粒子群优

化算法提高系统辨识优化算法的全局搜索能力^[18],避免 CHNN 网络陷入局部极小值的问题,降低对超参数调参精度的要求。

2.1 CHNN 初步辨识策略

Hopfield 神经网络本质上是一种由一系列互联的神经单元构成的反馈型神经网络。

为求解本文系统参数,可建立误差预测模型:

$$\tilde{\delta}(k) = \delta(k) - \left(\sum_{i=1}^{16} f'_i \delta(k-i) + \sum_{i=1}^{16} g'_i W^2(k-i) + \sum_{i=1}^{16} h'_i \delta_{\text{cmd}}(k-i) \right) \quad (21)$$

其中, $\delta'(k)$ 是预测的 k 时刻输出轴转角, f'_i, g'_i, h'_i 为系统预测系数。

本文选取的神经元激活函数^[19]:

$$g(x) = \rho \frac{1 - e^{-\lambda x}}{1 + e^{-\lambda x}} \quad (22)$$

$$v_i = g(u_i) \quad (23)$$

式中: ρ 及 λ 为 CHNN 神经元激活函数的超参数。

定义误差函数 $E = \frac{1}{2} \tilde{\delta}^2(k)$, 将误差函数与网络标准

能量函数结合, R_i, C_i 为神经网络输入端电路电阻值、电容值,假定 $R_i \rightarrow \infty, C_i = 1$, 取网络输出为辨识结果 V , 则 Hopfield 神经网络方程为:

$$\begin{cases} \frac{du_i}{dt} = \sum_j w_{ij} v_j + I_i = WV + I_i \\ v_i = g(u_i) \end{cases} \quad (24)$$

其中, u_i 为第 i 个神经元的状态输入, v_i 为第 i 个神经元输出, w_{ij} 为第 i 个神经元到第 j 个神经元的连接权值, I_i 为网络的输入向量。

2.2 生态系统策略

将粒子群分为 sn 个种群,选择种群中 a 个个体适应度最好的个体作为标榜个体,其余粒子将随机学习标榜个体;为避免被捕食,标榜个体也将向捕食者中的个体最优者学习,本文定义策略如下:

$$P_c = 0.5 \times P \quad (25)$$

$$P = \begin{cases} 0, & \text{fit}_s \leq \text{fit}_{\text{predator}} \\ \frac{|\text{fit}_s - \text{fit}_{\text{predator}}|}{|\text{fit}_{\text{max}} - \text{fit}_{\text{predator}}|}, & \text{fit}_s > \text{fit}_{\text{predator}} \end{cases} \quad (26)$$

$$\text{fit}_s = \sum_{i=1}^h \text{fitness}(i) / h \quad (27)$$

其中, fit_s 为物种适应度, $\text{fit}_{\text{predator}}$ 为捕食者适应度, fit_{max} 为整个物种最差的适应度, $\text{fitness}(i)$ 为当前粒子的个体最优适应度, P_c 为标榜个体向捕食者最优个体学习的概率。

2.3 繁殖变异策略

IESPSO 的繁殖与变异作用在同一个种群之间,增大

了粒子的随机性。本文定义繁殖变异策略如下:

$$x_{\text{idreproduction}}^k = \begin{cases} \text{rand} \times \Delta X + X_{\text{mind}}, & \text{rand} > 0.95 \\ p_{id}^k, & 0.9 \leq \text{rand} \leq 0.95 \\ p_{jd}^k, & 0.85 \leq \text{rand} < 0.9 \end{cases} \quad (28)$$

$$\Delta X = X_{\text{max}d} - X_{\text{min}d} \quad (29)$$

其中, i 为当前粒子, j 为随机个体粒子, $X_{\text{max}d}$ 与 $X_{\text{min}d}$ 为 d 维上下界, 通过式 (28) 和 (36) 获得 $x_{\text{idreproduction}}^k$ 后, 对比此时新粒子的适应度与变异前的适应度, 若优于变异前的适应度, 则更新变异粒子为当前粒子。

2.4 全信息策略

全信息策略主要用于物种之间的信息交换, 可加强不同物种间的信息充分利用, 提高信息利用率, 避免粒子均向一点收敛, 本文引入全信息策略如下。

本文定义新的粒子速度更新公式为:

$$v_{id}^{k+1} = \omega_i^k v_{id}^k + q_1 \zeta_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + q_2 \zeta_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) + q_3 \zeta_3 (Pm - x_{id}^k) \quad (30)$$

其中, Pm 更新规则为:

$$Pm = \frac{\sum_{u \in N} W(k) \cdot \varphi_k \cdot p_i^k}{\sum_{u \in N} W(k) \cdot \varphi_k} \quad (31)$$

其中, $W(k)$ 为全信息加权值, φ_k 为随机权重。

2.5 惯性因子线性递减策略

为克服粒子群优化算法易早熟收敛的缺点, 本文在算法初期选取较大的惯性权重保证较好的全局搜索能力, 随着迭代次数的增加, 惯性权重线性递减, 保证其较好的局部搜索能力。

本文定义惯性因子更新公式为:

$$\omega_i^k = \omega_{\text{max}} - \frac{k(\omega_{\text{max}} - \omega_{\text{min}})}{D} \quad (32)$$

2.6 基于 IESPSO 的参数辨识方法

综合以上策略及 PSO, 构建 IESPSO 参数组:

$$\text{IESPSO} = (f(\cdot), \omega, q_1, q_2, q_3, u, a, sn, D, m, X_{\text{min}}, X_{\text{max}}) \quad (33)$$

具体所提出的辨识方法如图 7 所示, 可归纳为:

- 1) 选择 CHNN 神经元激活函数的超参数 ρ 和 λ , 构建 IESPSO 参数组。
- 2) 结合辨识数据库, 进行 CHNN 最优解搜索, 根据式 (21) (28)、(24) (32) 搜索出一个可行解。
- 3) 进行全局最优解搜索, 将 CHNN 搜索到的网络解作为改进粒子群优化的初始位置, 配置随机速度, 并根据

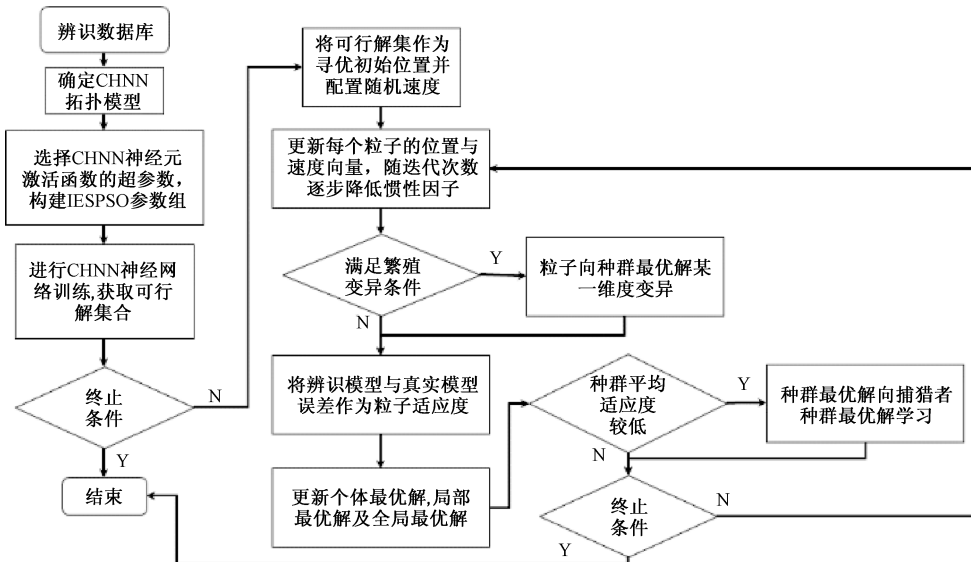


图 7 基于 IESPSO 的参数辨识方法模型流程

Fig. 7 Flow chart of parameter identification method model based on IESPSO

式 (20) (27)、(30) (38) 更新每个粒子的位置与速度向量, 随迭代次数逐步降低惯性因子。

4) 若 IESPSO 最终优化解满足精度条件, 则输出最优参数; 否则返回 3, 并加入繁殖变异环节, 降低惯性因子权重, 继续寻优。

3 舵机倾转矢量动力系统辨识试验

本文辨识平台由电气硬件平台和机械平台组成, 如图 8 所示, 电气硬件平台负责系统数据采集、处理、部件驱动任务, 机械平台保证平台稳定性。

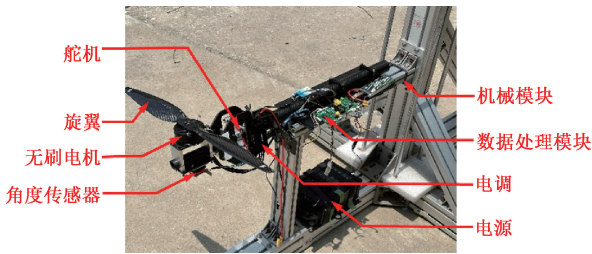


图8 倾转矢量动力系统参数辨识平台

Fig. 8 Parameter identification platform for tilting vector power system

3.1 辨识系统电气硬件平台

数据采集处理系统由角度传感器与数据处理模块组成。角度传感器使用 Xsens MTi-680 模块,可采集角度、角速度信息;数据处理模块采用自主设计的处理板,处理板基于 SMT32F407VGT6 芯片,最大时钟频率为 168 MHz,可满足最大数据传输速率要求,采用定时器完成实时性高的控制与数据预处理任务。硬件平台搭载舵机及电机驱动电源模块。

3.2 辨识系统机械平台

机械平台由支撑架、碳板平台等组成,旋翼电机及处理板通过碳板平台与连接件安装于支撑架,推力方向与输出轴垂直,输出轴与地面平行,保证所采角度数据仅由单轴向旋转产生。输出轴通过轴承固定于分力碳板,分散升力对输出轴产生的径向分力。包含分力碳板、输出轴、舵机等整体系统通过管夹固定于碳板平台。为减少电机动态时由高频振动产生的机械噪声与舵机旋转产生的振动噪声,所有元件均安装铝型材上并均采用骑马扣加固。

试验电机型号为 Sunnysky X6215S,搭配 22 英寸桨叶,最大推力 120 N,最大扭矩 4 N·m。试验舵机型号为 Theta X1 舵机,最大转速为 0.13 s/60°。

3.3 系统辨识输入信号

为实现有效辨识,需要施加合适的激励信号,充分激励各个频段系统输出响应信号。考虑到舵机自身特性无

法适应伪随机二进制序列信号的高频振荡特征,本文选用扫频信号作为激励信号^[20]。

根据真实飞行任务,在电机 PWM 值最高为 1 且电池电量充裕,无带载的情况下,倾转旋翼无人机的 PWM 变化通常在 0.3~0.7 范围内,根据以上情况选择 PWM 范围为 0.5±0.2。考虑到 Theta X1 舵机额定转速,故选用扫频信号最高频率为 3 Hz。

考虑到舵机空载极限转速、外力矩作用及真实飞行任务需要等因素,选择幅值为 45°,最高频率为 0.5 Hz 的扫频信号作为输入信号进行辨识试验。

3.4 试验结果分析

试验选取空旷试验场,经试验获取输入输出数据,本试验共采集 13 319 个数据点,并采用本文算法对比 PSO、ESPSO、递推最小二乘法完成系统参数辨识。定义适应度函数为:

$$f(\cdot) = \frac{1}{h} \sum_{i=1}^h error(i) \quad (34)$$

$$error(i) = \begin{cases} abs(\delta - \delta_{cmd}), & abs(\delta - \delta_{cmd}) > abs((\delta - \delta_{cmd})/\delta) \\ abs((\delta - \delta_{cmd})/\delta), & abs(\delta - \delta_{cmd}) < abs((\delta - \delta_{cmd})/\delta) \end{cases} \quad (35)$$

构建 IESPSO 结构体为:

$$IESPSO = (f(\cdot), 0.1, 1.3, 1.7, 1.7, 5, 3, 5, 48, 250, -0.1, 0.1) \quad (36)$$

为有效对比试验结果,对照算法相关参数均与 IESPSO 参数组内参数一致。辨识结果如表 2、图 9 及图 10 所示。其中, G 表示最优粒子适应度小于 0.571 时的迭代次数。试验结果表明, IESPSO 的辨识平均误差为 0.502 1°, 相对于 ESPSO、PSO、递推最小二乘降低了 0.67%、2.7%、58.28%, 平均相对偏差为 7.34%, 相对于 ESPSO、PSO、递推最小二乘降低了 4.18%、0.81%、57.96%, 均方根误差为 1.028 0, 相对于 ESPSO、PSO、递推最小二乘降低了 3.24%、1.46%、56.37%, G 为 7 代, 相对于 ESPSO 及 PSO, 收敛速度提升了 42.86%、485.71%。综上所述, IESPSO 具有更优的收敛速度与辨识精度。

表2 搜索空间为(-0.1, 0.1)时的辨识试验结果

Table 2 Identification test results when the search space is (-0.1, 0.1)

辨识方法	G/代	平均误差/°	平均相对误差/%	均方根误差/(°)	最大误差/(°)
IESPSO 算法	7	0.502 1	7.34	1.028 0	2.296 7
ESPSO 算法	10	0.505 5	7.66	1.061 4	2.377 7
PSO 算法	41	0.516 0	7.40	1.043 0	2.787 7
递推最小二乘法	\	1.203 5	17.46	1.607 5	4.674 5

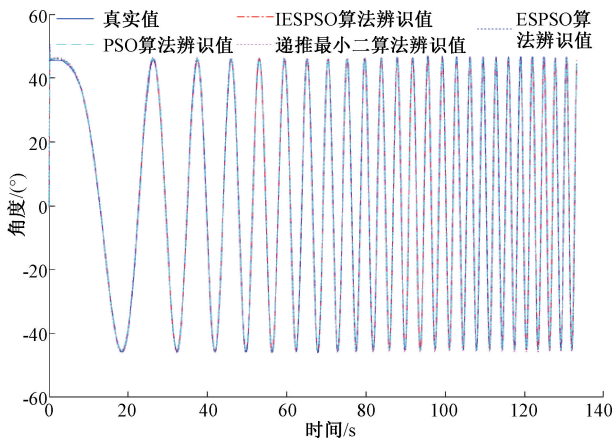


图 9 算法效果对比

Fig. 9 Comparison of algorithm effects

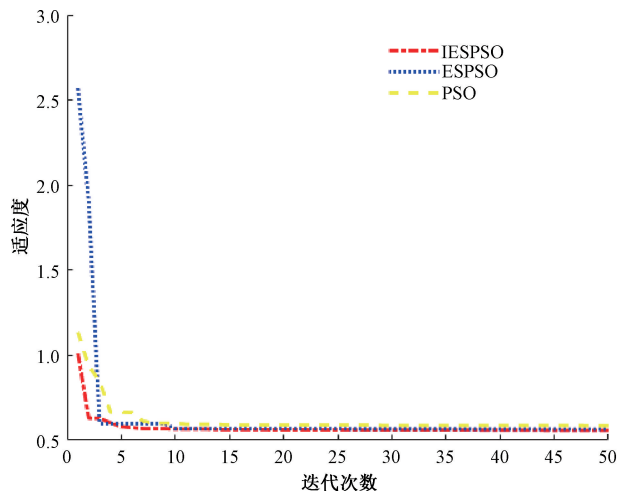


图 10 PSO、ESPSO 与 IESPSO 适应度值

Fig. 10 Fitness values for PSO, ESPSO and IESPSO

以上算法都有着优秀的寻优能力,但本文提出的 IESPSO 结合 CHNN 初步估计策略及全信息策略,充分利用搜索空间内的信息,相比 ESPSO 及 PSO 具有更高的寻优精度、寻优效率及应用潜力。

考虑到搜索空间范围对寻优效率的影响,本文经过拓展搜索空间试验,即扩大每一维度的位置上下限进行多次试验,修改搜索空间后搜索范围分别为 $(-0.15, 0.15)$ 、 $(-0.2, 0.2)$ 、 $(-0.3, 0.3)$ 。试验结果如表 3 所示。试验结果表明,当搜索空间较大时,ESPSO 与 PSO

寻优效率降低,可行解常难以搜索。故针对高阶控制系统难以精确地锁定搜索空间的问题,IESPSO 引入 CHNN 初步辨识策略可保证在搜索空间范围无法精确锁定,存在较大模糊性的情况下,获取优质可行解。另外,IESPSO 算法生态系统策略及全信息策略在一定程度上提升了算法效率,同时繁殖变异策略也使粒子存在了更大的随机性,更容易跳出局部最优点,提高了全局搜索能力。

表 3 修改搜索空间后的辨识试验结果

Table 3 Identification test results after modifying the search space

辨识方法	搜索空间范围	平均误差/(°)	平均相对误差/(%)	均方根误差/(°)	最大误差/(°)
IESPSO 算法		0.503 3	7.71	0.973 4	1.991 1
ESPSO 算法	$(-0.15, 0.15)$	0.515 0	7.73	1.079 9	2.581 2
PSO 算法		0.541 0	8.45	1.129 5	3.115 0
IESPSO 算法		0.504 4	7.46	0.991 1	2.128 9
ESPSO 算法	$(-0.2, 0.2)$	0.515 4	7.78	1.044 6	2.751 9
PSO 算法		0.532 9	8.28	1.112 7	2.967 5
IESPSO 算法		0.502 3	7.41	0.973 9	2.141 9
ESPSO 算法	$(-0.3, 0.3)$	0.594 5	7.70	1.067 2	3.358 4
PSO 算法		0.596 0	8.22	1.007 3	3.130 4

4 结 论

本文针对倾转旋翼动态时产生的阻力力矩作用在舵机输出轴后,易导致舵机系统模型辨识精度低、实际响应难以估计的问题,首先采用模块化建模方法建立了倾转矢量动力系统动力学模型;然后提出了一种基于 IESPSO

的辨识算法,通过增广矩阵的形式将舵机受到的扰动力矩引入辨识环节,采用神经网络进行初步估计并利用 IESPSO 进行进一步寻优,实现模型最优估计;其次搭建了辨识平台系统,确保试验稳定进行;最终进行试验验证,证明相对于 PSO、ESPSO 与递推最小二乘,IESPSO 具备更优的收敛速度与辨识精度,在修改搜索空间后,IESPSO 相对于 ESPSO 及 PSO 仍具有较高的寻优精度,

避免了 ESPSO 及 PSO 在面对高阶控制系统难以较精确地锁定参数搜索空间时,出现难以搜索至较优可行解的异常情况,验证了本文算法的有效性。

参考文献

- [1] 吕佳,刘知杰,林允鑫,等. 增升增效倾转翼农用植保无人机的设计与仿真[J]. 华南农业大学学报,2022,43(4):125-132.
LYU J, LIU ZH J, LIN Y X, et al. Design and simulation of tilt wing agricultural plant protection drones with increased lift and efficiency[J]. Journal of South China Agricultural University, 2022,43(4): 125-132.
- [2] 沈跃,王德伟,孙志伟,等. 基于 RP-EKF 的无人机动力系统参数辨识[J]. 仪器仪表学报,2023,44(4):314-321.
SHEN Y, WANG D W, SUN ZH W, et al. Parameter identification of unmanned aerial vehicle power system based on RP-EKF[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 314-321.
- [3] 霍雨佳,李一平,封锡盛. 基于高斯过程的倾转旋翼机器人模型辨识[J]. 机床与液压,2022,50(11):8-13.
HUO Y J, LI Y P, FENG X SH. Model identification of tiltrotor robots based on Gaussian process[J]. Machine Tool and Hydraulic, 2022,50(11): 8-13.
- [4] SHI J J, GUO H S, CHEN D W. Parameter identification method for lithium-ion batteries based on recursive least square with sliding window difference forgetting factor[J]. Journal of Energy Storage, 2021, 44(B):103485.
- [5] 张春涛,王勇,穆春阳,等. 基于快速动力学辨识的机器人力/位混合控制碰撞检测研究[J]. 仪器仪表学报,2021,42(6):161-171.
ZHANG CH T, WANG Y, MU CH Y, et al. Research on collision detection of robot force/position hybrid control based on fast dynamic identification[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021,42(6):161-171.
- [6] GUO C, SHI Y B, CAO H L, et al. Dynamic parameter identification of a high g accelerometer based on BP-PSO algorithm[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2023, 349:114024.
- [7] 邓聪颖,舒杰,陈翔,等. 多参数变化下基于参数辨识的永磁同步电机偏差解耦控制方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(6):260-268.
DENG C Y, SHU J, CHEN X, et al. Deviation decoupling control method for permanent magnet synchronous motors based on parameter identification under multiple parameter changes[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(6): 260-268.
- [8] JIN I J, LIM D Y, BANG I C. Development of fault diagnosis for nuclear power plant using deep learning and infrared sensor equipped UAV[J]. Annals of Nuclear Energy, 2023, 181: 109577.
- [9] 金焱骅,姚敏,赵敏,等. ESPSO 在翼伞气动参数辨识中的应用[J]. 仪器仪表学报,2018,39(10):10-17.
JIN Y H, YAO M, ZHAO M, et al. Application of ESPSO in identification of aerodynamic parameters of parafoil[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018,39(10): 10-17.
- [10] 尚东阳,李小彭,尹猛,等. 采用 RBF 神经网络辨识的柔性机械臂抑振控制策略[J]. 西安交通大学学报,2022,56(6):76-84.
SHANG D Y, LI X P, YIN M, et al. Vibration suppression control strategy of flexible manipulator using RBF neural network identification[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022,56(6):76-84.
- [11] 张玉欣,金江春植,白晶,等. 基于 PSO-GRNN 网络的肺内静态压力值预测方法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(5):174-184.
ZHANG Y X, JIN J CH ZH, BAI J, et al. Based on PSO_ A method for predicting intrapulmonary static pressure values using GRNN networks[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 174-184.
- [12] 赵志刚,马习纹,姬俊安. 基于 AFSA 与 PSO 混合算法的 J-A 动态磁滞模型参数辨识及验证[J]. 仪器仪表学报,2020,41(1):26-34.
ZHAO ZH G, MA X W, JI J AN. Parameter identification and validation of J-A dynamic hysteresis model based on AFSA and PSO hybrid algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41(1): 26-34.
- [13] 卢晋,吴志刚,杨超. 电动舵机模块化建模及动刚度仿真[J]. 北京航空航天大学学报,2021,47(4):765-778.
LU J, WU ZH G, YANG CH. Modular modeling and dynamic stiffness simulation of electric actuator[J]. Journal of Beihang University, 2021, 47(4): 765-778.
- [14] 刘博,祝学军,南宮自军,等. 电动空气舵执行机构建模与参数辨识[J]. 宇航学报,2017,38(11):1147-1152.
LIU B, ZHU X J, NANGONG Z J, et al. Modeling and parameter identification of electric air rudder actuator[J]. Journal of Astronautics and Astronautics, 2017,38(11): 1147-1152.
- [15] 孙建浩. 高频响直驱阀的摩擦补偿研究与应用[D]. 济南:山东大学,2020.
SUN J H. Friction compensation research and application

- of high frequency response direct drive valve[D]. Jinan: Shandong University, 2020.
- [16] 刘晓琳, 谢孟岑. 飞机舵机电伺服系统的摩擦补偿控制策略[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(5): 45-50.
- LIU X L, XIE M C. Friction compensation control strategy for electric servo systems of aircraft helmets[J]. Modular Machine Tool and Automation Processing Technology, 2022(5): 45-50.
- [17] 覃玉红, 唐求, 邱伟, 等. 多应力下电能计量设备基本误差预估[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 18-25.
- QIN Y H, TANG Q, QIU W, et al. Estimation of basic error of electric energy metering equipment under multiple stress[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 18-25.
- [18] 李晓晨, 白音包力皋, 李向东, 等. 基于 IPSO-BP 神经网络的高含沙水体对鱼类影响预测方法[J]. 水利学报, 2023, 54(3): 291-301.
- LI X CH, BAI Y B L G, LI X D, et al. A prediction method for the impact of high sediment concentration water bodies on fish based on IPSO-BP neural network[J]. Journal of Water Resources, 2023, 54(3): 291-301.
- [19] 宋一锋, 倪菲, 林国斌, 等. 基于 Hopfield 神经网络的磁浮列车悬浮系统本征非线性特性辨识[J]. 城市轨道交通研究, 2022, 25(10): 136-143.
- SONG Y F, NI F, LIN G B, et al. Identification of intrinsic nonlinear characteristics of maglev train suspension system based on Hopfield neural network[J]. Urban Rail Transit Research, 2022, 25(10): 136-143.
- [20] 寇宝智, 雷鸣, 卢晓东. 基于 LPV 模型的颤振试飞响应预测及激励优化[J]. 振动与冲击, 2022, 41(2): 103-112.

KOU B ZH, LEI M, LU X D. Flutter test response prediction and excitation optimization based on LPV model[J]. Vibration and Shock, 2022, 41(2): 103-112.

作者简介



沈跃, 1997 年于江苏理工大学获得学士学位, 2004 年于江苏大学获得硕士学位, 2012 年于江苏大学获得博士学位, 现为江苏大学教授, 主要研究方向为飞行器系统辨识、多电机协调控制、特种飞行器设计等。
E-mail: shen@ujs.edu.cn

Shen Yue received his B. Sc. degree from Jiangsu University of Science and Technology in 1997, received his M. Sc. degree from Jiangsu University in 2004 and his Ph. D. degree from Jiangsu University in 2012. He is currently a professor at Jiangsu University. His main research interests include unmanned driving, intelligent perception, deep learning, and special UAV design.



刘慧(通信作者), 1997 年于江苏理工大学获得学士学位, 2004 年于江苏大学获得硕士学位, 2009 年于江苏大学获得博士学位, 现为江苏大学教授, 主要研究方向为智能感知与控制、多传感器信息融合、生物医学信号处理等。

E-mail: amity@ujs.edu.cn

Liu Hui (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Jiangsu University of Science and Technology in 1997, received her M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Jiangsu University in 2004 and 2019, respectively. She is currently a professor at Jiangsu University. Her main research interests include intelligent perception and control, multi-sensor information fusion, and biomedical signal processing.